

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR IDENTIFICATION OF AXIAL 2D SLICES IN CT DATA

Pavλίna Vavřínová

Bachelor Degree Programme (3), FEEC BUT

E-mail: xvavri09@stud.feec.vutbr.cz

Supervised by: Roman Jakubíček

E-mail: jakubicek@feec.vutbr.cz

Abstract: This thesis deals with the classification of 2D axial slices in CT patient's data. The classification is realized into six categories. The sphere of convolutional neural networks was used for this purpose and AlexNet network was specifically selected for the intention of this identification, which was applied to the created data set after being adapted. The overall classification success rate was 84%. In addition, an analysis of mistakes in classification was performed.

Keywords: neural networks, deep learning, convolutional neural networks, AlexNet

1 ÚVOD

Konvoluční neuronové sítě jsou v současnosti velice často aplikované ve zpracování obrazů a tato práce je zaměřena na jejich využití pro klasifikaci axiální řezů pocházejících z CT dat. CT modalita patří mezi nejčastěji prováděná vyšetření a díky jejímu vývoji lze získat data o velice vysoké prostorové rozlišovací schopnosti, které jsou uloženy po jednotlivých axiálních řezech o definované tloušťce. Při těchto vyšetřeních tedy vzniká velké množství dat, a proto je snaha co nejvíce jejich zpracování zautomatizovat. Rozpoznávání části těla, ze které daný řez pochází, by tedy mohl usnadnit lékaři práci, a především docílit rychlé orientace v těchto datech.

2 DATOVÁ SADA

Pro získání dat byla využita CT modalita, kdy snímání bylo provedeno na více pracovištích pomocí několika typů přístrojů od firmy Philips. Celkově byla použita data od 17 pacientů, přičemž řezy patnácti z nich sloužily pro výběr trénovací množiny a validační sady. Data dvou pacientů byla odebrána k pozdějšímu testování. Z důvodu použití metody učení s učitelem bylo nutné data označit indikátory jednotlivých kategorií. Všem řezům byla tedy přidělena jedna z následujících šesti tříd: *hlava*, *krk*, *hrudník*, *břicho*, *pánev*, *nohy*. Pokud nebylo možné kategorii jednoznačně určit, došlo k vyřazení daného řezu, pocházejícího zpravidla z přechodové oblasti, kde může být příslušnost k dané kategorii nejednoznačná.

Trénovací data obsahovala celkem 15542 řezů. Mezi zastoupením jednotlivých kategorií byl nepoměr daný především rozdílnými velikostmi jednotlivých částí těla, dále pak faktem, že data od pacientů nepocházela vždy z celotělového skenu. Výsledný soubor obrazů pro trénovací množinu byl vytvořen ze všech dat určených pro trénování náhodným výběrem předem zvoleného množství řezů, které bylo stejné pro jednotlivé kategorie. Z tohoto konkrétního počtu řezů bylo ještě odebráno 20% pro validaci. Zbýlých 80% z náhodného výběru pro každou kategorii, bylo přivedeno na vstup sítě.

Pro testovací množinu druhé fáze testování (viz. část 4) bylo shromážděno 5008 řezů od dvou pacientů. Data prvního pacienta (dále jako testovací množina 1) zahrnovala celkový počet 3081 řezů a druhého pacienta (testovací množina 2) počet 1927 řezů.

3 IMPLEMENTACE

Konvoluční neuronové sítě (CNN) se ve zpracování obrazů používají nejčastěji pro klasifikaci obrazu, detekci objektu a v neposlední řadě také pro segmentaci v obraze. Během jejich vývoje vznikla řada sítí, lišících se architekturou a využitím. [1]

V této práci byla vybrána síť AlexNet, která je nejznámějším zástupcem CNN. Implementace byla provedena v Matlabu s využitím knihovny `matconvnet`. Oproti původně navržené síti byly provedeny dvě zásadní odlišnosti v první a poslední vrstvě, zahrnující změnu velikosti vstupních obrazů a počtu klasifikačních tříd. Pro redukci možnosti vzniku přeučení byla použita technika `drop out`, která vyřazovala z funkce skryté neurony s pravděpodobností 0,5. Učení probíhalo pomocí metody stochastického gradientního sestupu. [2]

3.1 UČENÍ SÍTĚ

Celkem bylo natrénováno 60 sítí. Dvacet sítí bylo naučeno na 400 řezech pro každou kategorii (300 trénovacích a 100 validačních), v dalších dvaceti sítích byl počet vzorů navýšen na 600 (450 trénovacích a 150 validačních) a posledních dvacet sítí mělo pro každou kategorií náhodně vygenerováno 800 řezů (600 trénovacích, 200 validačních). Důležitým parametrem učení je počet epoch, který byl experimentálně určen na 20, a byl využit pro všechny sítě stejný.

4 TESTOVÁNÍ SÍTĚ A VÝSLEDKY

Byly provedeny dvě fáze testování. První fáze zahrnovala náhodný výběr určitého množství řezů, které nebyly použity ani pro trénování ani pro validaci. Počet takto vybíraných řezů první fáze testování musel být uzpůsoben objemu nashromážděných dat. Čím větší byla vygenerovaná trénovací sada, tím méně zbylo řezů pro první fázi testování. Druhá fáze testování byla provedena na celých datech dvou pacientů, jednalo se tedy o variantu křížové validace - konkrétně „*Leave-one-out cross validation*“, která je založena na odebrání části dat mimo trénovací sadu pro pozdější provedení testů. Předem tedy byly vybráni pacienti, kteří nebyly zahrnuti do množiny, ze které byly vybírány řezy pro trénování a validaci.

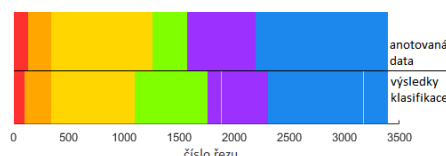
4.1 HODNOCENÍ ÚSPĚŠNOSTI

Úspěšnost klasifikace byla vypočítána jako podíl správně klasifikovaných řezů a jejich celkového počtu. Tento způsob hodnocení byl proveden vždy pro skupinu dvaceti sítí podle velikosti trénovací sady. Průměrná úspěšnost sítí s 400 vzory na kategorii v trénovací sadě byla celkově 83,3%, pro síť s velikostí 600 vzorů dosáhla průměrná úspěšnost 84,4% a pro skupinu sítí s počtem 800 vzorů byla průměrná úspěšnost 84,7%. Během všech testů bylo tedy správně klasifikováno průměrně 84,1% řezů.

4.2 ANALÝZA CHYBNÉ KLASIFIKACE

Ve všech případech byla úspěšnost klasifikace nižší pro testovací množinu 2 (druhého pacienta), důvodem byl především fakt, že jeho data byla zatížena artefakty. Lepší přehlednost výsledků klasifikace při zobrazení konkrétního pacienta je zajištěna grafickým výstupem, její příklad je na obrázku 1, kde je patrné, že nejčastější chyby klasifikace se nacházely na rozhraní mezi kategoriemi. Mimo tato rozhraní se chybné klasifikace téměř nevyskytovaly. Přechodové oblasti mezi třídami se i při ruční anotaci velice špatně zařazují, neboť se kategorie často prolínají. Následně byla provedena analýza chybně určených řezů a výsledky výpočtů jsou zobrazeny do tabulky 1 reprezentující zastoupení jednotlivých záměn. V uvedené tabulce jsou hodnoty zapsány procentuálně a pro oba testovací pacienty

dohromady. Nejvíce zastoupené byly záměny pánev-břicho (7,83%), dále docházelo k častým záměnám nohy-pánev (2,33%) a hlava-krk (1,41%). Ve všech případech se jedná o téměř stejná místa výskytu chybných klasifikací. U záměn pánev-břicho se jedná o oblast, kde se začínají objevovat nezřetelné obrysy hrbolů kostí pánevních. U řezů nohou, které byly vyhodnoceny jako pánev se často jednalo o oblast, kde odeznívaly obrysy kostí sedacích. V obou případech se jedná o velice malé nezřetelné skvrnky nikoli o viditelné části zmíněných kostí. Záměny tříd hlava-krk byly lokalizované na spodině lebeční, těsně před místem napojení prvního krčního obratle, kde zbylé viditelné části spodiny lební vytváří tvarově podobné obrysy krčních obratlů.



Obrázek 1: Grafické zobrazení výsledku klasifikace konkrétního pacienta. Na vodorovné ose jsou vyneseny čísla řezů. Barevně jsou zastoupeny jednotlivé kategorie, zleva postupně: hlava, krk, hrudník, břicho, pánev, nohy. Horní polovina barevných bloků dále reprezentuje ručně anotovaná data, dolní polovina (oddělená černou středovou čarou) zobrazuje výsledky klasifikace.

Tabulka 1: Tabulka procentuálního zastoupení záměn klasifikovaných kategorií. Označení sloupců reprezentuje očekávané (správné) kategorie a označení řádků udává třídu na výstupu sítě. V posledním řádku se nachází celkové procentuální hodnoty záměn jednotlivých kategorií.

	hlava	krk	hrudník	břicho	pánev	nohy
hlava	-	0,00	0,03	0,00	0,00	0,00
krk	1,41	-	0,00	0,00	0,03	0,00
hrudník	0,00	0,62	-	0,00	0,00	0,25
břicho	0,00	0,00	0,64	-	7,83	0,00
pánev	0,00	0,00	0,76	0,30	-	2,33
nohy	0,00	0,05	0,19	0,00	0,00	-
celkem	1,41	0,67	1,62	0,3	7,86	2,57

5 ZÁVĚR

Práce je zaměřena na aplikaci sítě AlexNet pro klasifikaci 2D CT řezů patientských dat. Na základě odborných článků zabývajících se klasifikací axiálních CT řezů byl navržen klasifikátor do šesti kategorií reprezentujících základní části lidského těla. Po vytvoření datové sady bylo naučeno šedesát sítí, které byly následně otestovány na dvou předem vybraných testovacích množinách. Správné zařazení obrazů selhávalo převážně na přechodových oblastech mezi jednotlivými kategoriemi, přičemž nejčastěji byla zaměněná kategorie pánev za kategorii břicho a to v 7,83% ze všech chybných klasifikací. Celkově byla úspěšnost klasifikace kolem 84%.

REFERENCE

- [1] Karpathy, A.: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. Online; navštíveno 22.9.2017, URL <http://cs231n.github.io/>
- [2] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.: Advances in Neural Information Processing Systems 25, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Curran Associates, Inc., 2012, s. 1097-1105, ISBN 9781627480031